

(11)Publication number : 06-175685
(43)Date of publication of application : 24.06.1994

(72)Inventor : NAKABASHI JUNICHI
TSUBOKA HIDEKAZU

[illegible]

<http://www19.ipdl.jpo.go.jp/PA1/result/detail/main/wAAAW6aGevDA4...> 2003-12-11

[Date of requesting appeal against examiner's
decision of rejection]

[Date of extinction of right]

Copyright (C); 1998,2003 Japan Patent Office

(19) 日本国特許庁 (J P)

(12) 公開特許公報 (A)

(11) 特許出願公開番号

特開平6-175685

(43) 公開日 平成6年(1994)6月24日

(51) Int.Cl. ⁵	識別記号	庁内整理番号	F I	技術表示箇所
G 1 0 L 3/00	5 3 5	9379-5H		
	5 2 1 C	9379-5H		
	F	9379-5H		

審査請求 未請求 請求項の数4(全 17 頁)

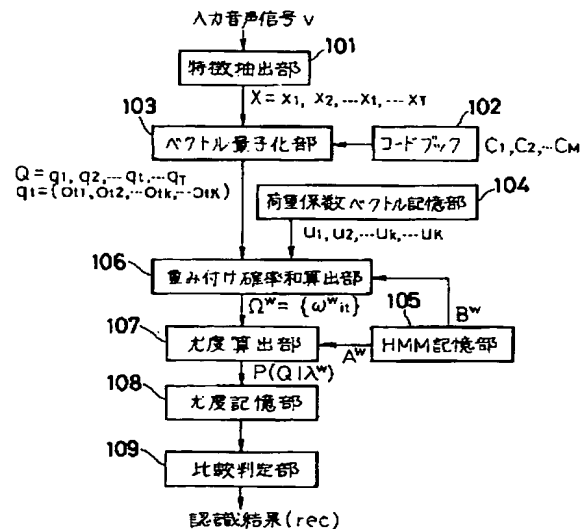
(21) 出願番号	特願平4-329489	(71) 出願人	000005821 松下電器産業株式会社 大阪府門真市大字門真1006番地
(22) 出願日	平成4年(1992)12月9日	(72) 発明者	中橋 順一 大阪府門真市大字門真1006番地 松下電器産業株式会社内
		(72) 発明者	坪香 英一 大阪府門真市大字門真1006番地 松下電器産業株式会社内
		(74) 代理人	弁理士 武田 元敏

(54) 【発明の名称】 パタン認識装置及びヒドゥンマルコフモデル作成装置

(57) 【要約】

【目的】 従来の音声認識等に用いられている荷重係数ベクトル算出部の構成の複雑さと演算回数の増加を解決する。

【構成】 従来のHMM学習時、認識時において荷重係数ベクトルの計算をする荷重係数ベクトル算出部に代え、HMM(ヒドゥンマルコフモデル)学習前に算出した荷重係数ベクトルを荷重係数ベクトル記憶部104に記憶しておく。これにより従来の計算装置に比べ僅かの記憶容量にて音声認識等を行なうので、構成を簡単化できる。



【特許請求の範囲】

【請求項1】 荷重係数ベクトル記憶手段を有し、ヒドゥンマルコフモデルの学習前に事前に荷重係数ベクトルを記憶させ、パタン認識時にその固定値を用いることを特徴とするパタン認識装置。

【請求項2】 荷重係数ベクトル記憶手段を有し、ヒドゥンマルコフモデルの学習前に事前に荷重係数ベクトルを記憶させ、前記ヒドゥンマルコフモデル学習時にその固定値を用いることを特徴とするヒドゥンマルコフモデル作成装置。

【請求項3】 事前荷重係数ベクトル算出手段を有し、荷重係数をヒドゥンマルコフモデル学習前に該ヒドゥンマルコフモデルの学習データより求めた荷重係数ベクトルの平均として荷重係数ベクトル記憶手段に記憶し、パタン認識時にその値を用いることを特徴とする請求項1記載のパタン認識装置。

【請求項4】 事前荷重係数ベクトル算出手段を有し、荷重係数をヒドゥンマルコフモデル学習前に該ヒドゥンマルコフモデルの学習データより求めた荷重係数ベクトルの平均として荷重係数ベクトル記憶手段に記憶し、前記ヒドゥンマルコフモデル学習時にその値を用いることを特徴とする請求項2記載のヒドゥンマルコフモデル作成装置。

【発明の詳細な説明】

【0001】

【産業上の利用分野】 本発明はパタン認識装置及びヒドゥンマルコフモデル(HMM: Hidden Markov Model)作成装置(以下、単にHMM作成装置という)に関し、特に音声認識等の時系列パターンを識別するための装置に関する。

【0002】 本発明は一般の時系列信号に適応可能なものであるが、説明の便宜のために、以下、従来の技術及び本発明については、音声認識を例に説明する。

【0003】

【従来の技術】 一般に、音声認識装置は、未知の音声信号を定められた音響特徴ベクトルの系列に変換し、その後、前もって記憶されている識別された参照パターンを表す音響特徴ベクトルと比較するように構成されている。比較の結果として、未知の音声信号は、定められた認識基準に従って最もよく適合する参照パターンとして識別される。現在、最も性能の良いとされる参照パターンは、統

$$P(Q|\lambda) = \sum_s \prod_{t=1}^T a_{st-1st} \prod_{k=1}^K \{ b_{st}(O_{tk}) \}^{u_{tk}}$$

【0010】 各々の語彙のHMMから求まる尤度を比較することにより認識は行われる。

※ 【0011】

※ 【外1】

例えば、語彙数Wの場合のw番目の語彙のHMMから求まる尤度を

$P(Q|\lambda^*)$ とすると、その認識結果recは(数3)である。

【0012】

50 【数3】

* 計的推定に基づく状態と状態遷移との集合を利用したHMMである。

【0004】 そこで、先ず、HMMについて説明する。HMMは、観測系列 $O = o_1, o_2, \dots, o_T$ において各観測が有限の数Mのシンボル中のどれかであるような観測系列を評価するのに用いられる。観測系列は、直接的には観測可能でない状態遷移を持つ潜在的なマルコフ鎖の確率的関数としてモデル化できる。図5はこのようなHMMを説明するための図である。

10 【0005】 図5では、状態数 $N = 3$ 、有限個の出力シンボル $M = 4$ を例としてある。状態1, 2, 3間の遷移は状態遷移確率行列 $A = [a_{ij}]$ として表され、 a_{ij} はモデルが状態iにいる場合には状態jに遷移を生ずる確率である。モデルの出力シンボルの確率はシンボル出力確率行列 $B = [b_i(k)]$ で表され、 $b_i(k)$ はモデルが状態jに遷移した場合にシンボルkを出力する確率である。HMMは、各語彙に対して1つつづ作成しておき、各HMMから未知の観測系列を発生する確率に基づいて観測系列を分類するために用いることができる。

20 【0006】 未知入力に対して得られるシンボル系列を $O = o_1, o_2, \dots, o_T$ 、HMM λ から発生できる長さTの任意の状態系列を $S = s_1, s_2, \dots, s_T$ とすると、 λ からシンボル系列Oの発生する確率(尤度)は、(数1)のように示される。

【0007】

【数1】

$$P(O|\lambda) = \sum_s \prod_{t=1}^T a_{st-1st} b_{st}(O_t)$$

30 【0008】 以上は、入力 x_t を唯一のシンボル o_t に変換するようにしたものであるが、K個の複数のシンボル $o_{t1}, o_{t2}, \dots, o_{tK}$ に変換し(シンボルベクトル $q_t = (o_{t1}, o_{t2}, \dots, o_{tK})$)、各々のシンボルとの荷重係数 $u_{t1}, u_{t2}, \dots, u_{tK}$ を用いて表す方法(荷重係数ベクトル $v_t(u_{t1}, u_{t2}, \dots, u_{tK})$)もあり、その場合、未知入力はシンボルベクトル系列 $Q = q_1, q_2, \dots, q_T$ と荷重係数ベクトル系列 $V = v_1, v_2, \dots, v_T$ で表現され、HMM λ からシンボルベクトル系列の発生する確率(尤度)は、(数2)のように示される。

【0009】

【数2】

※ 【0011】

※ 【外1】

3

$$rec = \underset{w}{\operatorname{argmax}} P(Q|\lambda^w)$$

【0013】図6は従来のHMMを用いた音声認識装置の構成を示すブロック図である。同図において、601は特徴抽出部であり、入力音声信号 v を線形予測コーディング(LPC: Linear Predictive Coding)分析、フーリエ変換等の周知の方法により、一定時間間隔毎に特徴ベクトルの系列 $X = x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_T$ に変換する。ここで、 T は、入力音声信号 v における特徴ベクトル系列の長さである。

【0014】602はコードブックと呼ばれるものであり、図7に示すように有限個 M の各シンボルを表す代表ベクトルを保持している。即ち、各行の1カラム目にシンボルを、それ以降に代表ベクトルを格納する形で、コードブックの数 M 行で構成されている。

$$U_{tk} = \frac{1}{\sum_{j=1}^K \{(d_k/d_j)^{1/(F-1)}\}}$$

但し、 d_k は、入力特徴ベクトル x_i と k 番目のコードブックの代表ベクトル c_k 間の距離である。

【0018】

※ ※ 【外2】

605はHMM記憶部であり、既に作成されているHMM λ を認識すべき各語彙毎に前記状態遷移確率行列 A と前記シンボル出力確率行列 B を語彙数 W だけ記憶しておく。従って、 w 番目のHMMは、 $\lambda^w = \{A^w, B^w\}$ $w=1 \sim W$ と表される。

【0019】

★30★ 【外3】

606は重み付け確率和算出部であり、前記ベクトル量子化部603で求めたシンボルベクトル系列 Q と前記荷重係数ベクトル算出部604で求めた荷重係数ベクトル系列 V と前記HMM記憶部605に記憶されている w 番目の語彙のシンボル出力確率行列 B^w を用いて、HMM λ^w に対する重み付け出力確率行列 $\Omega^w = \{\omega_{it}^w\}$ を(数5)に従い算出するものである。

【0020】

【数5】

$$\omega_{it} = \prod_{k=1}^K \{b_i(o_{tk})\}^{U_{tk}}$$

【0021】

40 【外4】

607は尤度算出部であり、HMM λ^w に対する前記重み付け出力確率 Ω^w および前記HMM記憶部605に記憶されているHMM λ^w に対する状態遷移確率行列 A^w を用い、漸化式(数6)に従い、尤度を算出するものである。

【0022】

【数6】

50

$$\alpha_i(t) = \sum_j^5 \alpha_j(t-1) a_{ji} \omega_{it}$$

$$P(Q|\lambda) = \alpha_1(T)$$

【0023】608は尤度記憶部であり、前記尤度算出部607で算出された各単語の尤度を比較するため記憶する。

【0024】609は比較判定部であり、前記尤度記憶部608に記憶されているそれぞれのHMMに対する尤度の最大値を与えるHMMに対応する語彙を認識結果(rec)として判定するものである。

*10

図8は従来の音声認識に用いるHMM作成装置の構成を示すブロック図である。同図において、801は特徴抽出部であり、前記図6における特徴抽出部601で用いる特徴抽出方法を用い、r番目の入学習音声信号 v' を一定時間間隔毎に特徴ベクトルの系列 $X^r = x^r_1, x^r_2, \dots, x^r_t, \dots, x^r_{Tr}$ に変換する。ここで、 Tr は、r番目の入学習音声信号 v' における特徴ベクトル系列の長さである。

【0028】802はコードブックと呼ばれるものであり、有限個Mの各シンボルを表わす代表ベクトルを保持しており、その構成は前記図7と同様である。

【外6】

※

803はベクトル量子化部であり、前記特徴ベクトル x^r_t を前記コードブック802の最も近い順に1位からK位の代表ベクトルのシンボルに置き換え、シンボルベクトル $q^r_t = (o^r_{t1}, o^r_{t2}, \dots, o^r_{tk}, \dots, o^r_{tK})$ に変換し、前記特徴ベクトルの系列をシンボルベクトル系列 $Q^r = q^r_1, q^r_2, \dots, q^r_t, \dots, q^r_{Tr}$ に変換するものである。

【0030】

★ ★ 【外7】

804は荷重係数ベクトル算出部であり、前記特徴ベクトル x^r_t の前記ベクトル量子化部803により選ばれた1位からK位の代表ベクトルそれぞれに対する荷重係数を前記(数4)に従い算出し、荷重係数ベクトル $v^r_t = (u^r_{t1}, u^r_{t2}, \dots, u^r_{tk}, \dots, u^r_{tK})$ を算出し、荷重係数ベクトル系列 $V^r = v^r_1, v^r_2, \dots, v^r_{Tr}$ を算出するものである。

【0031】

☆40☆ 【外8】

805はHMMの学習用データ記憶部であり、前記ベクトル量子化部803で変換されたシンボルベクトル系列 Q^r および前記荷重係数ベクトル算出部804で変換された荷重係数ベクトル系列 V^r を全学習用データ数分($r=1 \sim R$)、記憶するものである。

【0032】806はHMM一時記憶部であり、初期HMM(A, Bは乱数、または経験値などを用いたもの)や逐次学習を繰り返す上で学習が収束する以前の学習途中HMMを記憶するものであり、前記状態遷移確率行列Aと

前記シンボル出力確率行列Bを記憶しておき学習が1度終わる度に更新する。

【0033】

【外9】

807は重み付け確率和算出部であり、前記ベクトル量子化部803で求めたシンボルベクトル系列 Q^r と前記荷重係数ベクトル算出部804で求めた荷重係数ベクトル系列 V^r を前記HMM一時記憶部806に記憶されているシンボル出力確率行列 B を用いて、重み付け出力確率行列 Ω を前記(数5)に従い算出するものである。

【0034】

* * 【外10】

808は経路確率算出部であり、前記重み付け出力確率行列 Ω および前記HMM一時記憶部806に記憶されている状態遷移確率行列 A を用い、(数7)に従い、経路確率 $\gamma^r_{ij}(t)$ を全時刻、全状態について算出する。

【0035】

* * 【数7】

$$\gamma^r_{ij}(t) = \alpha_i(t-1) a_{ij} \omega_{it} \beta_j(t) / \alpha_i(T)$$

但し、

$$\alpha_i(t) = \sum_j \alpha_j(t-1) a_{ji} \omega_{it}$$

$$\beta_i(t) = \sum_j \beta_j(t+1) a_{ij} \omega_{jt+1}$$

【0036】

* * 【外11】

809は経路確率記憶部であり、前記経路確率算出部808により算出された前記経路確率 $\gamma^r_{ij}(t)$ を記憶するものである。

【0037】810は再推定部であり、(数8)に従って状態遷移確率 a_{ij} を、(数9)に従ってシンボル出力確率 $b_i(m)$ を再推定するものである。

【0038】

【数8】

$$\bar{a}_{ij} = \frac{\sum_r \sum_t \gamma^r_{ij}(t)}{\sum_r \sum_t \sum_j \gamma^r_{ij}(t)}$$

【0039】

【数9】

$$\bar{b}_i(m) = \frac{\sum_r \sum_t \sum_j \gamma^r_{ij}(t) \cdot u^r_{tm}}{\sum_r \sum_t \sum_j \gamma^r_{ij}(t)}$$

【0040】811は学習収束確認部であり、再推定部810における状態から学習が収束状態にあるか否かを判定し、収束状態にあるならば収束信号 y をそうでなければ再推定命令信号 n を再推定HMM記憶部812に送る。

【0041】上記再推定HMM記憶部812は、再推定されたHMMを一時記憶しておき、前記学習収束確認部811からの信号により、収束信号 y ならば再推定HMMを

前記図6におけるHMM記憶部605に記憶させ、再推定命令信号 n ならば前記HMM一時記憶部806に記憶させる。

30 【0042】前記学習収束確認部811で収束信号 y が得られるまで、前記各部807から810は繰り返される。

【0043】以上が、従来のHMMを用いた音声認識装置、及びHMM作成装置の構成である。

【0044】

【発明が解決しようとする課題】以上のような従来の音声認識等を用いられている前記図6及び図8の荷重係数ベクトル算出部604、804は、前記(数4)のような算出を行うため、その構成が複雑となること及び演算回数が増加するという課題があった。

40 【0045】本発明は、この課題を解決すべく荷重係数ベクトルの事前の算出によって荷重係数ベクトル算出部を削除することによって装置全体の構成を簡略化し、かつ演算回数を削減することを目的とする。

【0046】

【課題を解決するための手段】本発明の請求項1記載の発明は、荷重係数ベクトル記憶手段を有し、HMM(ヒドゥンマルコフモデル)の学習前に事前に荷重係数ベクトルを記憶させ、ボタン認識時にその固定値を用いることを特徴とするボタン認識装置である。

50 【0047】また、本発明の請求項2記載の発明は、荷

重係数ベクトル記憶手段を有し、HMM(ヒドゥンマルコフモデル)の学習前に事前に荷重係数ベクトルを記憶させ、前記ヒドゥンマルコフモデル学習時にその固定値を用いることを特徴とするヒドゥンマルコフモデル作成装置である。

【0048】

【作用】本発明によれば、HMM学習前に算出した荷重係数ベクトルを荷重係数ベクトル記憶部に記憶しておき、HMM学習時、認識時において、逐次算出していた荷重係数ベクトルの計算を削除し、装置を簡略化、計算

* 音声信号における特徴ベクトル系列の長さである。

【0051】102はコードブックと呼ばれるものであり、有限個Mの各シンボルを表わす代表ベクトルを保持しており、その構成は前記図7と同様である。

【0052】103はベクトル量子化部であり、前記特徴ベクトル x_i を前記コードブック102の最も近い順に1位からK位の代表ベクトルのシンボルに置き換え、シンボルベクトル $q_i = (o_{i1}, o_{i2}, \dots, o_{iK})$ に変換し、前記特徴ベクトルの系列をシンボルベクトル系列 $Q = q_1, q_2, \dots, q_T$ に変換するものである。

【0053】104は本発明の特徴である荷重係数ベクトル記憶部であり、1位からK位の代表ベクトルそれぞれに対する荷重係数 $(u_1, \dots, u_1, \dots, u_K)$ を入力音声のフレームに関係ない固定値として記憶しておくものである。この値の決め方は、例えば、1位からK位の逆数でもよく、また、1位からK位まで徐々に小さくなる値を適当に与えてもよい。

【0054】

【外12】

【0049】

【実施例】以下、実施例を用いて、本発明について説明する。

【0050】図1は、本発明の第1の実施例におけるHMMを用いた音声認識装置の構成を示すブロック図である。同図において、101は特徴抽出部であり、入力音声信号 v をLPC分析、フーリエ変換等の周知の方法により、一定時間間隔毎に特徴ベクトルの系列 $X = x_1, x_2, \dots, x_T$ に変換する。ここで、Tは、入力*20

105はHMM記憶部であり、既に作成されているHMM λ を認識すべき各語彙

毎に前記状態遷移確率行列Aと前記シンボル出力確率行列Bを語彙数Wだけ

記憶しておく。従って、w番目のHMMは、 $\lambda^w = \{A^w, B^w\}$ $w=1 \sim W$ と表される。

【0055】

※ ※ 【外13】

106は重み付け確率和算出部であり、前記ベクトル量子化部103で求めたシンボルベクトル系列Qと前記荷重係数ベクトル記憶部104に記憶されている荷重係数と前記HMM記憶部105に記憶されているw番目の語彙のシンボル出力確率行列 B^w を用いて、HMM λ^w に対する重み付け出力確率行列 $\Omega^w = \{\omega_{it}^w\}$ を(数10)に従い算出するものである。

【0056】

★ 【0057】

【数10】

【外14】

$$\omega_{it} = \prod_{k=1}^K \{b_i(o_{tk})\}^{u_k}$$

★40

107は尤度算出部であり、HMM λ^w に対する前記重み付け出力確率 Ω^w 及び前記HMM記憶部105に記憶されているHMM λ^w に対する状態遷移確率行列 A^w を用い、前記漸化式(数6)に従い、尤度を算出するものである。

【0058】108は尤度記憶部であり、前記尤度算出部107で算出された各単語の尤度を比較するため記憶する。

【0059】109は比較判定部であり、前記尤度記憶部108に記憶されているそれぞれのHMMに対する尤度の最大値を与えるHMMに対応する語彙を認識結果(rec)と

して判定するものである。

【0060】前記各部106から108は各語彙のHMMにつき1度ずつ行い、 $w=1 \sim W$ まで繰り返され、その結果を前記比較判定部109で評価する。

【0061】以上のように本実施例では音声認識時に

いて、逐次計算していた荷重係数ベクトル算出部の計算
を削除できる。 * 【0062】
* 【外15】

図2は、本発明の第1の実施例における音声認識に用いるHMM作成装置の構成を示すブロック図である。同図において、201は特徴抽出部であり、前記図1における特徴抽出部101で用いる特徴抽出方法を用い、 r 番目の入学習音声信号 v' を一定時間間隔毎に特徴ベクトルの系列 $X^r = x^r_1, x^r_2, \dots, x^r_t, \dots, x^r_{Tr}$ に変換する。ここで、 Tr は、 r 番目の入学習音声信号 v' における特徴ベクトル系列の長さである。

【0063】202はコードブックと呼ばれるものであり、有限個 M の各シンボルを表す代表ベクトルを保持しており、その構成は前記図7と同様である。 ※ 【0064】
【外16】

203はベクトル量子化部であり、前記特徴ベクトル x^r_t を前記コードブック202の最も近い順に1位から K 位の代表ベクトルのシンボルに置き換え、シンボルベクトル $q^r_t = (o^r_{t1}, o^r_{t2}, \dots, o^r_{tk}, \dots, o^r_{tK})$ に変換し、前記特徴ベクトルの系列をシンボルベクトル系列 $Q^r = q^r_1, q^r_2, \dots, q^r_T$ に変換するものである。

【0065】204は本発明の特徴である荷重係数ベクトル記憶部であり、1位から K 位の代表ベクトルそれぞれに対する荷重係数($u_1, u_2, \dots, u_k, \dots, u_K$)を入学習音声信号 v' のフレームの関係ない固定値として記憶しておくものである。この値の決め方は、例えば、1位★
★から K 個の逆でもよく、また、1位から K 位まで徐々に小さくなる値を適当に与えてもよい。 【0066】
【外17】

205はHMMの学習用データ記憶部であり、前記ベクトル量子化部203で変換されたシンボルベクトル系列 Q^r を全学習用データ数分($r=1 \sim R$)、記憶するものである。

【0067】206はHMM一時記憶部であり、初期HMM(A, B は乱数、または経験値などを用いたもの)や逐次学習を繰り返す上で学習が収束する以前の学習途中HMMを記憶するものであり、前記状態遷移確率行列 A と★
★前記シンボル出力確率行列 B を記憶しておき学習が1度終わる度に更新する。 【0068】
【外18】

207は重み付け確率和算出部であり前記ベクトル量子化部203で求めたシンボルベクトル系列 Q^r と前記荷重係数ベクトル記憶部204に記憶されている荷重係数($u_1, u_2, \dots, u_k, \dots, u_K$)と前記HMM一時記憶部206に記憶されているシンボル出力確率行列 B を用いて、重み付け出力確率行列 Ω を前記(数10)に従い算出するものである。

【0069】 【外19】

208は経路確率算出部であり、前記重み付け出力確率行列 Ω および前記HMM一時記憶部206に記憶されている状態遷移確率行列 A を用い、前記(数7)に従い、経路確率 $\gamma^r_{ij}(t)$ を全時刻、全状態について算出する。

【0070】

* * 【外20】

209は経路確率記憶部であり、前記経路確率算出部208により算出された前記

経路確率 $\gamma_{ij}(t)$ を記憶するものである。

【0071】210は再推定部であり、前記(数8)に従って状態遷移確率 a_{ij} を、前記(数9)に従ってシンボル出力確率 $b_i(m)$ を再推定するものである。

【0072】211は学習収束確認部であり、学習が収束状態にあるか否かを判定し、収束状態にあるならば収束信号 y を、そうでなければ再推定命令信号 n を再推定HMM記憶部212に送る。

【0073】上記再推定HMM記憶部212は、再推定されたHMMを一時記憶しておき、前記学習収束確認部211からの信号により、収束信号 y ならば再推定HMMを前記図1におけるHMM記憶部105に記憶させ、再推定命令信号 n ならば前記HMM一時記憶部206に記憶させる。

【0074】前記学習収束確認部211で収束信号 y が得られるまで、前記各部207から210は繰り返される。

【0075】以上が、本発明の各第1の実施例のHMMを用いた音声認識装置、及びHMM作成装置の構成である。

※ 【表1】

M=256

従 来	本 発 明
95.4%	95.3%

【0080】図3は、本発明の第2の実施例におけるHMMを用いた音声認識装置の構成を示すブロック図である。この第2の実施例の構成は、前記図1の第1の実施例の構成に、荷重係数ベクトル記憶部305に記憶する荷重係数の値をHMM学習の事前に計算する事前荷重係数ベクトル計算部304を構築した物である。同図において、301は特徴抽出部であり、入力音声信号 v をLPC分析、フーリエ変換等の周知の方法により、一定時間間隔毎に特徴ベクトルの系列 $X = x_1, x_2, \dots, x_T, \dots, x_T$ に変換する。ここで、 T は、入力音声信号における特徴ベクトル系列の長さである。

【0081】302はコードブックと呼ばれるものであり、有限個 M の各シンボルを表す代表ベクトルを保持し★

★であり、その構成は前記図7と同様である。

【0082】303はベクトル量子化部であり、前記特徴ベクトル x_i を前記コードブック302の最も近い順に1位から K 位の代表ベクトルのシンボルに置き換え、シンボルベクトル $q_i = (o_{i1}, o_{i2}, \dots, o_{iK})$ に変換し、前記特徴ベクトルの系列をシンボルベクトル系列 $Q = q_1, q_2, \dots, q_T$ に変換するものである。

【0083】304は本発明の特徴である事前荷重係数ベクトル計算部であり、HMM学習データ D とコードブック302を用いて(数11)に従って、荷重係数を算出するものである。

【0084】

【数11】

$$u_k = \frac{1}{R \cdot T} \sum_{r=1}^R \sum_{t=1}^T \frac{1}{\sum_{j=1}^K \{(d_{rk}^r / d_{rj}^r)^{1/(F-1)}\}}$$

但し、 d_{rk} は、 r 番目の学習データの入力特徴ベクトル x_i^r と k 番目のコードブックの代表ベクトル c_k 間の距離である。

【0085】305は荷重係数ベクトル記憶部であり、前記事前荷重係数ベクトル計算部304により学習の事前に

求められた1位から K 位の代表ベクトルそれぞれに対する荷重係数 (u_1, \dots, u_K) を入力音声信号 v の

フレームに関係ない固定値として記憶しておくものである。 * 【0086】
* 【外21】

306はHMM記憶部であり、既に作成されているHMM λ を認識すべき各語彙毎に前記状態遷移確率行列Aと前記シンボル出力確率行列Bを語彙数Wだけ記憶しておく。従って、w番目のHMMは、 $\lambda^w = \{A^w, B^w\}$ $w=1 \sim W$ と表される。

【0087】 ※ ※ 【外22】

307は重み付け確率和算出部であり、前記ベクトル量子化部303で求めたシンボルベクトル系列Qと前記荷重係数ベクトル記憶部305に記憶されている荷重係数 $(u_1, u_2, \dots, u_k, \dots, u_K)$ と前記HMM記憶部306に記憶されているw番目の語彙のシンボル出力確率行列 B^w を用いて、HMM λ^w に対する重み付け出力確率行列 $\Omega^w = \{\omega_{it}^w\}$ を前記(数10)に従い算出するものである。

【0088】 ★ ★ 【外23】

308は尤度算出部であり、HMM λ^w に対する前記重み付け出力確率 Ω^w 及び前記HMM記憶部306に記憶されているHMM λ^w に対する状態遷移確率行列 A^w を用い、前記漸化式(数6)に従い、尤度を算出するものである。

【0089】 309は尤度記憶部であり、前記尤度算出部308で算出された各単語の尤度を比較するため記憶する。

☆ 【0091】 前記各部307から309は各語彙のHMMにつき1度ずつ行い、 $w=1 \sim W$ まで繰り返され、その結果を前記比較判定部310で評価する。

【0090】 310は比較判定部であり、前記尤度記憶部309に記憶されているそれぞれのHMMに対する尤度の最大値を与えるHMMに対応する語彙を認識結果(rec)として判定するものである。

【0092】

【外24】

☆

図4は本発明の第2の実施例における音声認識に用いるHMM作成装置の構成を示すブロック図である。同図において、401は特徴抽出部であり、前記図3における特徴抽出部301で用いる特徴抽出方法を用い、r番目の入学習音声信号 v^r を一定時間間隔毎に特徴ベクトルの系列 $X^r = x^r_1, x^r_2, \dots, x^r_t, \dots, x^r_{Tr}$ に変換する。ここで、 Tr は、r番目の入学習音声信号 v^r における特徴ベクトル系列の長さである。

【0093】 402はコードブックと呼ばれるものであり、有限個Mの各シンボルを表わす代表ベクトルを保持しており、その構成は前記図7と同様である。 ◆ 【0094】
40 【外25】

403はベクトル量子化部であり、前記特徴ベクトル x^r_t を前記コードブック402の最も近い順に1位からK位の代表ベクトルのシンボルに置き換え、シンボルベクトル $q^r_t = (o^r_{t1}, o^r_{t2}, \dots, o^r_{tk}, \dots, o^r_{tK})$ に変換し、前記特徴ベクトルの系列をシンボルベクトル系列 $Q^r = q^r_1, q^r_2, \dots, q^r_t, \dots, q^r_{Tr}$ に変換するものである。

【0095】 404は本発明の特徴である事前荷重係数ベクトル計算部であり、HMM学習用データDとコードブ

ック402を用いて前記(数11)に従って、荷重係数を算出するものである。

【0096】405は荷重係数ベクトル記憶部であり、前記図3の事前荷重係数ベクトル計算部304により学習の事前に求められた1位からK位の代表ベクトルそれぞれ*

406はHMMの学習用データ記憶部であり、前記ベクトル量子化部403で変換されたシンボルベクトル系列Q^rを全学習用データ数分(r=1~R)、記憶するものである。

【0098】407はHMM一時記憶部であり、初期HMM(A, Bは乱数、または経験値などを用いたもの)や逐次学習を繰り返す上で学習が収束する以前の学習途中HMMを記憶するものであり、前記状態遷移確率行列Aと※

*に対する荷重係数($u_1, u_2, \dots, u_k, \dots, u_K$)を入力学習音声信号 v' のフレームに関係ない固定値として記憶しておくものである。

【0097】

【外26】

※前記シンボル出力確率行列Bを記憶しておき学習が1度終わる度に更新する。

【0099】

【外27】

408は重み付け確率和算出部であり、前記ベクトル量子化部403で求めたシンボルベクトル系列Q^rと前記荷重係数ベクトル算出部405に記憶されている荷重係数($u_1, u_2, \dots, u_k, \dots, u_K$)と前記HMM一時記憶部407に記憶されているシンボル出力確率行列Bを用いて、重み付け出力確率行列 Ω を前記(数10)に従い算出するものである。

【0100】

★ ★ 【外28】

409は経路確率算出部であり、前記重み付け出力確率行列 Ω および前記HMM一時記憶部407に記憶されている状態遷移確率行列Aを用い、前記(数7)に従い、経路確率 $\gamma^r_{ijs}(t)$ を全時刻、全状態について算出する。

【0101】

☆ ☆ 【外29】

410は経路確率記憶部であり、前記経路確率算出部409により算出された前記経路確率 $\gamma^r_{ijs}(t)$ を記憶するものである。

【0102】411は再推定部であり、前記(数8)に従って状態遷移確率 a_{ij} を、前記(数9)に従ってシンボル出力確率 $b_i(m)$ を再推定するものである。

【0103】412は学習収束確認部であり、学習が収束状態にあるか否かを判定し、収束状態にあるならば収束信号yを、そうでなければ再推定命令信号nを再推定HMM記憶部413に送る。

【0104】上記再推定HMM記憶部413は、再推定されたHMMを一時記憶しておき、前記学習収束確認部412からの信号により、収束信号yならば再推定HMMを前記図3におけるHMM記憶部306に記憶させ、再推定命令信号nならば前記HMM一時記憶部407に記憶させる。

【0105】前記学習収束確認部412で収束信号yが得られるまで、前記各部408から411は繰り返される。

【0106】以上が、本発明の第2実施例のHMMを用いた音声認識装置、及びHMM作成装置の構成である。

【0107】以上の第2の実施例でもわかるように、従

来の図6や図8に示す荷重係数ベクトル計算部604や804が削減され、そのかわりに荷重係数ベクトル記憶部305、405が与えられている。前者は計算装置としての構成となるが、後者は高々K個の値を記憶するものでよく、大きく構成が簡略化されている。また、計算を行なう必要もなく計算量の削減につながっている。

【0108】以上の本発明を用いて行なった実験に付いて説明を行なう。

【0109】認識対象語彙としては、日本の100地名を用い、各々のHMMの学習データに男性27名が2回発声した各語彙に付き延べ54単語を用い、認識のデータとしては各100語彙に付いて学習話者以外の者48名が2回発声した計9600単語を用いた。結果に付いては(表2)に示すように計算量を削減したにも関わらず従来の方法に比べ性能の劣化はほぼ見られない。

【0110】

【表2】

M=256

従 来	本 発 明
95.4%	95.3%

M=32

従 来	本 発 明
94.1%	93.9%

【0111】

【発明の効果】以上説明したように、本発明は、事前の荷重係数ベクトルの算出により、従来に比べ認識率をほぼ変化させずに、従来に比べ構成が簡易で、演算回数の少ないパタン認識装置を作成することが可能となる。

【図面の簡単な説明】

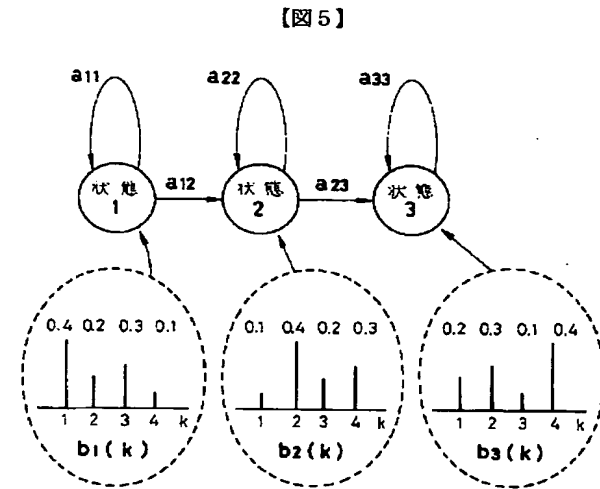
【図1】本発明の第1の実施例におけるHMMを用いた音声認識装置の構成を示すブロック図である。

【図2】本発明の第1の実施例における音声認識に用いるHMM作成装置の構成を示すブロック図である。

【図3】本発明の第2の実施例におけるHMMを用いた音声認識装置の構成を示すブロック図である。

【図4】本発明の第2の実施例における音声認識に用いるHMM作成装置の構成を示すブロック図である。

【図5】ビドゥンマルコフモデル(HMM)を説明するための図である。

状態数 $N=3$ 有限個の出カシンボル $M=4$

すブロック図である。

【図7】コードブックの構成例を示す図である。

【図8】従来の音声認識に用いるHMM作成装置の構成を示すブロック図である。

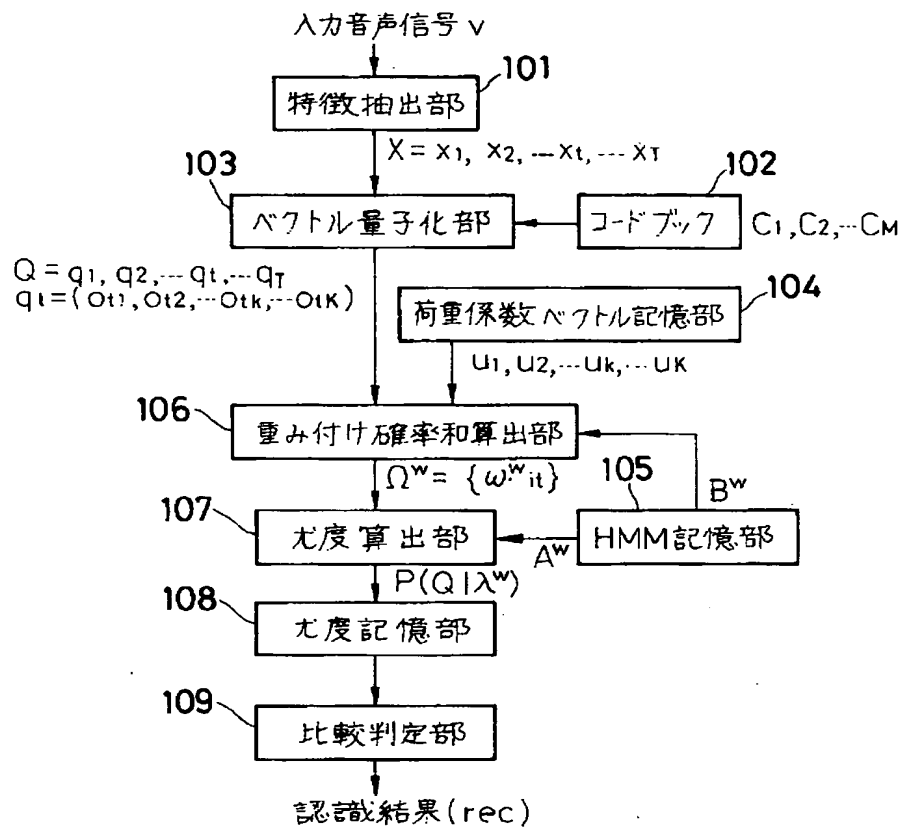
【符号の説明】

101, 201, 301, 401…特徴抽出部、 102, 202, 302, 402…コードブック、 103, 203, 303, 403…ベクトル量子化部、 104, 204, 305, 405…荷重係数ベクトル記憶部、 106, 207, 307, 408…重み付け確率和算出部、 105, 306…HMM記憶部、 107, 308…尤度算出部、 108, 309…尤度記憶部、 109, 310…比較判定部、 205, 406…HMM学習用データ記憶部、 206, 407 HMM一時記憶部、 208, 409…経路確率算出部、 209, 410…経路確率記憶部、 210, 411…再推定部、 211, 412…学習収束確認部、 212, 413…再推定HMM記憶部、 304, 404…事前荷重係数ベクトル計算部。

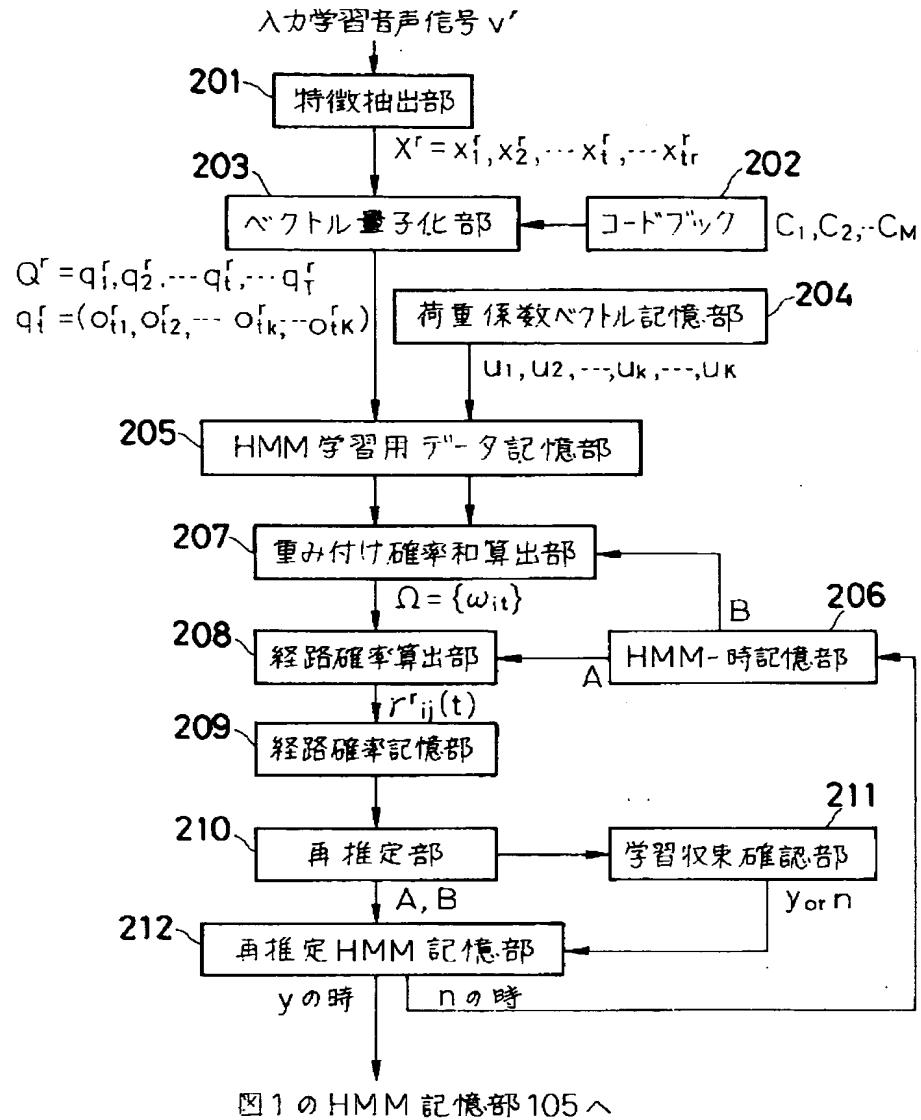
【図7】

シンボル	代表ベクトル
1	$C_{11}, C_{12}, \dots, C_{13}, \dots, C_{110}$
2	$C_{21}, C_{22}, \dots, C_{23}, \dots, C_{210}$
:	:
m	$C_{m1}, C_{m2}, \dots, C_{m3}, \dots, C_{m10}$
:	:
M	$C_{M1}, C_{M2}, \dots, C_{M3}, \dots, C_{M10}$

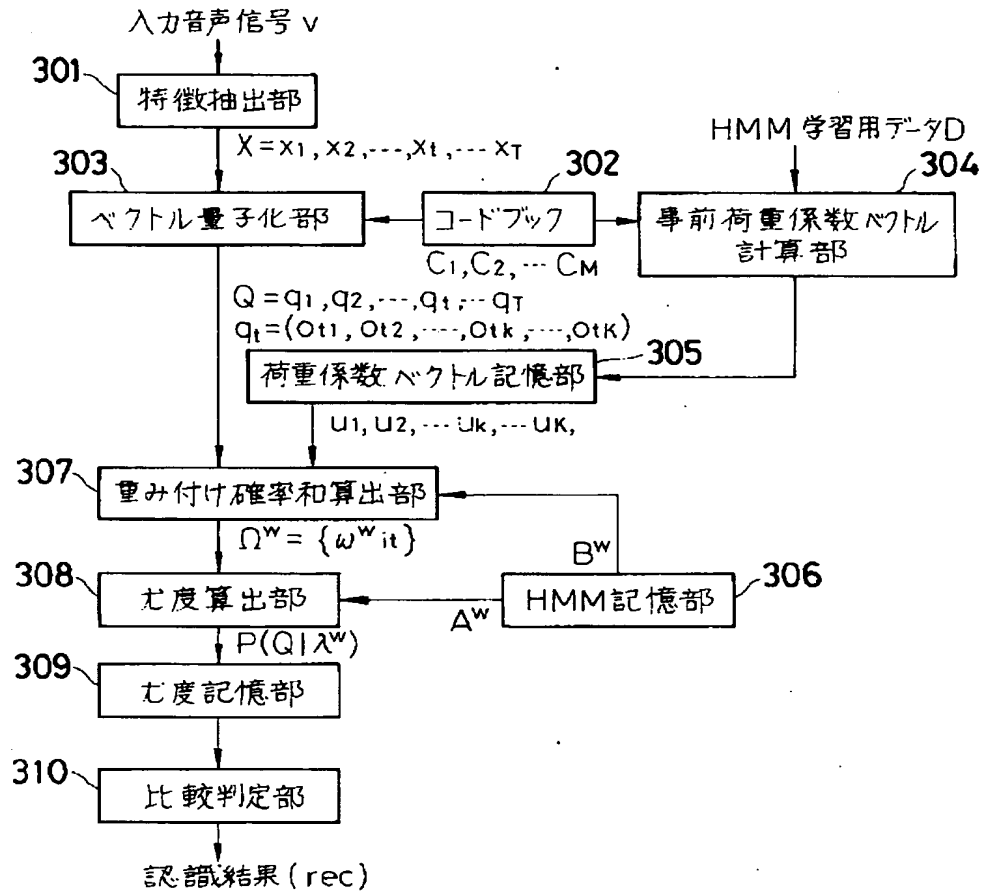
【図1】



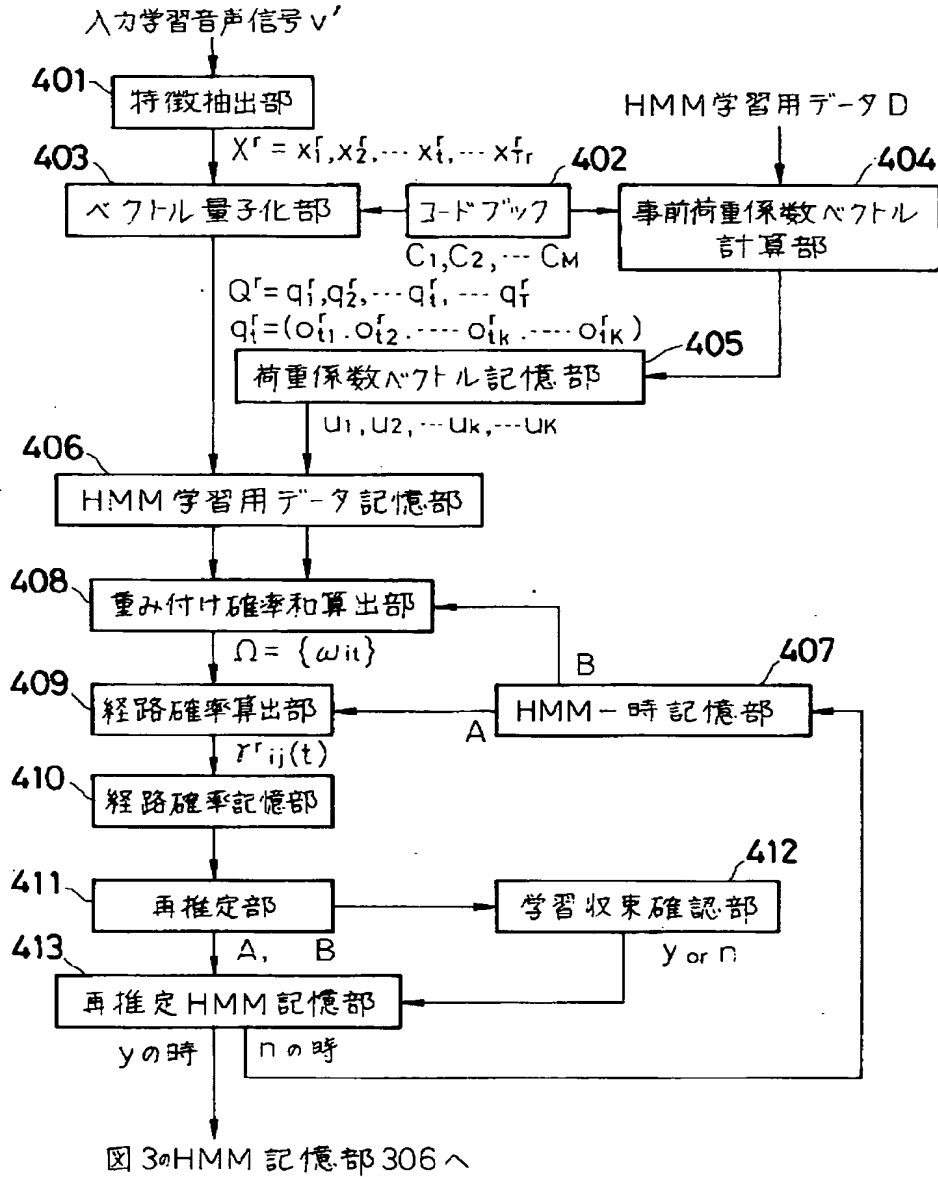
【図2】



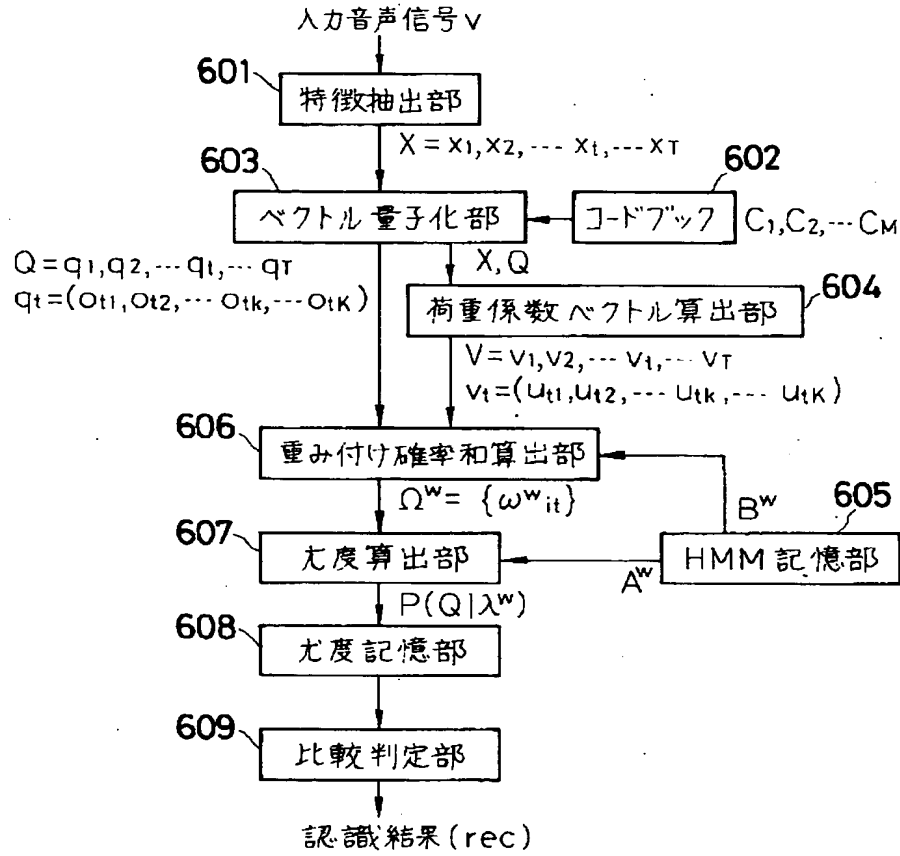
【図3】



【図4】



【図6】



【図8】

